

基于局部搜索 NSGA2 算法的含油污水资源分配

尚福华¹, 张豪鹏¹, 杜睿山^{1,2}, 解红涛¹

(1. 东北石油大学 计算机与信息技术学院 黑龙江 大庆 163318;

2. 东北石油大学 油气藏及地下储库完整性评价黑龙江省重点实验室 黑龙江 大庆 163318)

摘要: 针对目前油田含油污水回收分配存在运营成本较大以及回收作业区资源利用率较低的问题,提出一种基于局部搜索 NSGA2 算法的含油污水资源分配方法。首先,引入采油厂回收总成本以及回收作业区负载均衡度等指标建立组合评价体系,构建了面向含油污水产生方及回收作业区处理方的双角度多目标分配模型。其次,为了改善 NSGA2 算法计算过程中种群分布不均匀的情况并提高其收敛速度,提出一种基于混合移民策略的局部搜索机制,使用解的密度来衡量解的稀疏度,在稀疏解和种群领先解周围进行局部搜索,引导算法快速收敛。最后,以某采油厂为例,与多个算法进行比较,结果表明,所提算法所求解的质量均优于其他对比算法,验证了模型的适用性和有效性。

关键词: NSGA2 算法; 多目标; 含油污水; 资源分配; 局部搜索

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1671-6841(2023)05-0032-07

DOI: 10.13705/j.issn.1671-6841.2022177

Oily Sewage Resource Allocation Based on NSGA2 Algorithm with a Local Search Strategy

SHANG Fuhua¹, ZHANG Haopeng¹, DU Ruishan^{1,2}, XIE Hongtao¹

(1. School of Computer and Information Technology, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China;

2. Heilongjiang Key Laboratory of Oil and Gas Reservoir and Underground Gas Storage Integrity Evaluation, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China)

Abstract: Aiming at the problems of high operation costs and poor resource utilization rate in the recovery and distribution of oilfield oil-bearing wastewater, a oily sewage resource allocation method based on NSGA2 algorithm with a local search strategy was proposed. Firstly, the indicators such as the total recovery costs incurred by oil extraction plants and the load balancing degree of the recovery operational areas were introduced to establish a combined evaluation system, and a dual angle multi-objective distribution model was built for the oily sewage producers and the recovery operation area processors. Secondly, in order to improve the problem of uneven population distribution in NSGA2 algorithm and increase its convergence speed, a local search mechanism based on mixed migration strategy was proposed. Using the density of the solution to measure its sparsity, a local search was performed around the sparse solution and population-leading solution to guide the proposed algorithm to converge rapidly. Finally, taking an oil production plant as an example, the results showed that the quality of each solution obtained by the proposed algorithm was better than that of other comparison algorithms, which verified the applicability and effectiveness of the model.

Key words: NSGA2 algorithm; multi-objective; oily sewage; resource allocation; local search

收稿日期: 2022-06-25

基金项目: 东北石油大学引导性创新基金项目(2020YDL-04)。

第一作者: 尚福华(1962—), 男, 教授, 主要从事人工智能和深度学习在油田领域的应用研究, E-mail: shangfh@163.com。

通信作者: 杜睿山(1977—), 男, 副教授, 主要从事人工智能和机器学习研究, E-mail: ruishan_du@163.com。

0 引言

含油污水的回收和资源分配是将石油勘探、开发过程中所产生的含油污水废弃物分配给不同回收作业区的过程,其中废弃物的分配结果会直接影响含油污水回收的运营成本、运作效率、处理时间等。含油污水的资源分配问题是复杂的非线性多目标优化问题,是石油勘探开发中的关键问题之一。

目前,国内外对于多目标资源分配问题的研究主要集中在优化模型的构建以及模型求解算法的设计两个方面^[1-5]。王利娟等^[6]建立了以垃圾中转站建设成本、垃圾运输成本和垃圾分类管理成本之和最小为目标的混合整数数学规划模型,解决了城市地下垃圾中转站的选址-分配问题。杨帆等^[7]以总延误成本和公平损失偏差系数最低为目标,以 NSGA2 算法为核心建立了航路资源协同分配模型,解决了航路资源协同分配的问题。Mokhtarimousavi 等^[8]以最小化乘客步行距离和出租车冲突以及最小成本为目标,以 NSGA2 算法为核心构建了多目标机场登机口分配模型,优化了登机口分配问题。李好等^[9]为了提高多目标优化算法的局部搜索能力,在 NSGA2 算法的基础上利用模拟退火算法实现局部搜索模块,实现了多目标要求下批量机械产品分组选择装配方案的优化。刘忠波等^[10]针对远海岛礁战储物资的战时供给问题,利用解的结构特征改进精英保留策略即拥挤度比较算子,改善了遗传算法解的不均匀问题。

上述文献从多个方面对多目标资源分配问题进行了研究,为本文所研究的含油污水废弃物中资源分配问题的处理方法提供了思路。在优化目标方面,本文除了从废弃物的产生方出发,将成本、时间、距离等因素作为约束条件,还引入了回收处理方的处理效率以及负载均衡度等因素。

在求解算法方面,NSGA2 算法被广泛应用于各种复杂的非线性多目标优化问题^[11-12]中。该算法采用非支配排序对群体进行分级,通过计算拥挤距离选择最优解,并将其作为精英解保存起来。相比其他多目标优化算法,NSGA2 算法的计算复杂度低,效率高,所产生的解更加均匀。由于本文构建的是面向双用户的低维目标问题,所以采用了对于低维目标问题的求解具有良好表现的 NSGA2 算法。但 NSGA2 算法在算法收敛速度,防止陷入局部最优,以及种群的广泛性和均匀性等方面仍需改进。受文献^[13]的启发,本文将移民策略应用于 NSGA2

算法,每次遗传操作时在精英解周围形成精英移民,参与下一代的竞争,以此改善算法所求解的分布特性,提高算法的收敛速度。为了避免算法在局部搜索过程中产生过量的局部解而导致算法的计算量增大,在传统 NSGA2 算法中引入稀疏度^[14],只对稀疏解和种群领先解进行局部搜索,扩增优秀解,增加解的均匀性和广泛性。在精英保留策略中,通过非支配排序和拥挤度计算,对超出种群数量的最近一层解,采用循环删除拥挤度最低的解的精英保留策略,进一步改善算法种群的均匀性,并通过算例分析实验验证了模型的适用性和有效性。

1 含油污水回收资源分配问题

1.1 问题描述

油田在石油勘探开发中所产生的含油污水废弃物需要及时回收处理。在实际的含油污水的资源分配过程中,受运输距离、回收成本、回收作业区容量、作业区处理能力等多条件约束限制,将多个含油污水回收任务以产生方回收总成本最低,以及回收作业区负载均衡度最优为目标分配给各个回收作业区。采油厂含油污水的分配问题可以描述为多目标资源分配问题,以多目标为评优准则进行含油污水的任务分配,使得含油污水的处理总成本最低,并切实考虑回收作业区资源利用率及其负载均衡度。

含油污水回收资源分配涉及含油污水产生方(采油厂)和回收处理方(回收作业区)两个对象,根据采油厂的含油污水处理模式寻求最合适的资源分配方案。其中,采油厂中有多口井,因石油勘探开发而产生含油污水待处理任务,并将其运送至回收作业区,回收处理方负责含油污水的去污以及二次处理利用。

1.2 评价指标

综合考虑含油污水资源分配过程中双方的需求以及含油污水的特性,构建优化模型的评价指标体系。整体评价体系分为含油污水废弃物处理总成本指标和回收作业区处理效率指标(负载均衡度)两个部分,其中废弃物处理总成本面向废弃物产生方,包括运输距离成本、运输时间成本、排队交接时间成本。

2 含油污水回收资源分配模型的构建

在整个含油污水的分配过程中,不仅要关注任

务的分配情况,还要考虑废弃物产生方和回收作业区处理方的情况,合理设置评价指标与优化模型。

2.1 问题假设

为了建模方便,进行如下假设:① 含油污水废弃物分为油污、污水和污泥三种类型,其回收作业区也有三种,分别是油污回收作业区、污水回收作业区和污泥回收作业区。② 各个废弃物产生地和回收处理作业区的位置已经确定,其距离固定。③ 每个回收作业区有一定的存储容量即可接收容量。④ 每个回收作业区有一定的处理能力且能力固定。⑤ 每个回收作业区只能接收与其属性相同的废弃物。

2.2 约束条件

约束条件如下。

1) 确保每个任务都被分配完全且任务不可被拆分,一个任务只能被送往一个回收作业区,

$$\sum_{j=1}^J C_j = I, \quad (1)$$

其中: J 是回收作业区集合; C_j 代表每个回收作业区接收的任务个数; I 为任务集合。

2) 确保各个含油污水产生地向回收作业区运出的货物任务量不大于其存储能力,

$$\forall X_{kj} \leq R_j, k \in K, j \in J, \quad (2)$$

其中: X_{kj} 为产生地 k 运往回收作业区 j 的任务量; K 是产生地集合; R_j 为回收作业区的存储能力。

3) 产生地所产生的含油污水即每个任务的种类只有三种,

$$T_{kj} = Z, Z \in \{A, B, C\}, k \in K, j \in J, \quad (3)$$

其中: T_{kj} 为产生地送往回收作业区的任务种类; Z 为含油污水类型集合。

4) 任务废弃物总量不大于全部回收作业区容量之和,

$$\sum_{k \in K} \sum_{j \in J} X_{kj} \leq \sum_{j=1}^J R_j. \quad (4)$$

5) 一种类型的废弃物只能运往同种类型的回收作业区,

$$T_{kj} = G_j, k \in K, j \in J, \quad (5)$$

其中: G_j 为回收作业区 j 的类型。

2.3 优化目标

含油污水回收资源分配模型的优化目标面向产生方和回收处理方两个对象,包括距离成本、时间成本以及负载均衡度等指标因素。根据优化对象建立双目标优化模型,主要包括含油污水的回收成本以及回收作业区的负载均衡度,其目标函数如下。

1) 最小成本指标

运输成本为

$$Cost = \sum_{k \in K} \sum_{j \in J} D_{kj} X_{kj} M_c, \quad (6)$$

其中: D_{kj} 为产生地到回收作业区的距离; M_c 为单位运输费用成本。

排队时间成本为

$$Time = \sum_{j \in J} \sum_{i=1}^{c_j} (i-1) M_h M, \quad (7)$$

其中: M_h 为一次交接需要花费的时间; M 为单位任务等待时间需要花费的成本。

最小总成本为

$$\min F_1 = \min Cost + \min Time. \quad (8)$$

最小总成本优化指标面向含油污水产生方,由最小运输成本和最小排队时间成本组成。

2) 负载均衡评价指标

$$q = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^J \frac{H_j}{U_j}, \quad (9)$$

$$\min F_2 = \min \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^J \left(\frac{H_j}{U_j} - q \right)^2}, \quad (10)$$

其中: n 为回收作业区总数; H_j 为回收作业区 j 接收的总任务量; U_j 为回收作业区 j 的单位处理能力。在处理环境中,考虑到回收作业区的生命周期以及各个回收作业区的处理完成时间,有时不希望处理能力强的回收作业区承担过多的任务,而是希望算法的负载均衡值尽可能低,以提高全局处理效率,均衡任务完成时间。

3 算法设计

以任务进行编码,决策变量和约束条件众多,高维决策变量使得算法求解难度增大,传统的拥挤度计算方法并不能完全保证种群的均匀性。研究表明,局部搜索机制可以有效地提升 NSGA2 算法的种群分布特性和收敛速度^[15-16]。文献[13]针对单目标动态规划问题提出了基于记忆的精英移民策略,每次迭代过程中在当前记忆的精英解周围形成精英移民,以此扩充算法的种群多样性,并且提高了单目标优化算法的收敛速度。然而,对于多目标优化问题而言,可能存在多个最优解,在求解过程中会出现解空间分布失衡的情况,需要保证算法所求解的均匀性以及广泛性。基于此,本文提出基于混合移民策略的局部搜索 NSGA2 算法,使用目标空间中解的密度衡量单个解的稀疏度,在稀疏解周围进行局部搜索,填补种群不均匀的位置,以此改善算法所求解

的分布特性。并且,为了加强解的质量,加快算法的收敛速度,提取第 1 前沿解作为种群领先解,在第 1 前沿解周围进行二次探索。NSGA2 算法和基于局部搜索 NSGA2 算法的种群操作流程如图 1 所示。

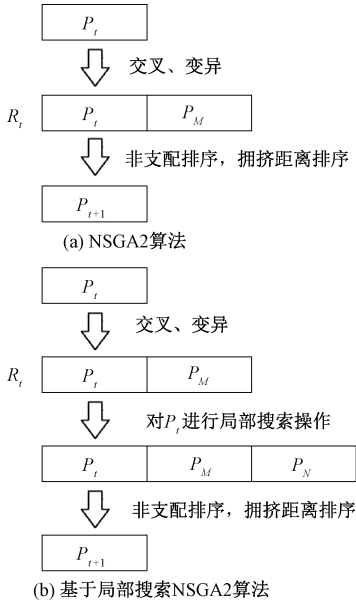


图 1 种群操作流程

Figure 1 Population operation process

对于传统 NSGA2 算法而言,其种群多样性主要取决于变异策略以及精英保留策略。为了进一步扩充算法的种群多样性,对 NSGA2 的精英保留策略进行修改,通过计算解的拥挤度,优先保留前 N 层非支配解,对超出种群数量的最近一层非支配解,采用循环删除机制进行精英保留,直至满足种群数量。

3.1 染色体编码

为求解含油污水回收多目标资源分配问题,采用实数编码,以任务个数为决策变量维度进行编码,生成种群中个体对应的染色体基因。根据任务个数 I ,则共有 I 个决策变量,每个基因表示每个任务所被分配的回收作业区。例如,其对应染色体编码为 $[1, 5, 2, 6, \dots, 8]$,表示任务 1 分配给 1 号回收作业区,任务 2 分配给 5 号回收作业区等。

3.2 稀疏度计算

在传统 NSGA2 算法中,拥挤度计算方法并不能保证解的均匀性。本文使用解的密度来衡量解的稀疏度,对稀疏解进行局部搜索,改善其解空间分布失衡的问题,以此增加解的均匀性和广泛性。

设种群总数为 N ,对目标函数值进行归一化,设第 i 个解 X^i 的目标向量 $F(X^i)$ 为 $(f_1(X^i), \dots, f_m(X^i))$ 。归一化公式^[17]为

$$\bar{f}_j(X^i) = \frac{f_j(X^i) - f_{j\min}}{f_{j\max} - f_{j\min}}, \quad (11)$$

其中: $f_{j\min}$ 和 $f_{j\max}$ 分别为当前所有解对应的第 j 个目标函数的最小值和最大值。归一化后 X^i 的稀疏度计算公式为

$$SP(X^i) = \frac{n_i}{N}, \quad (12)$$

其中: n_i 为目标函数空间中与目标向量 $F(X^i)$ 的欧氏距离小于搜索半径 r 的其他目标向量的个数, r 的取值范围为 $(0, 1)$ 。

3.3 基于混合移民策略的局部搜索机制

局部搜索策略可以有效提高 NSGA2 算法的收敛速度和分布特性^[18],但传统的局部搜索操作是在父代的每一个个体周围产生局部解,因局部解数量过大而造成计算负担。为防止此类情况的发生,采用基于密度与基于精英主义的混合移民方案的局部搜索策略。在基于密度的稀疏解的移民方案中,检索稀疏度最小的解作为基础,只在稀疏解周围创建随机移民以替换当前种群中最糟糕的个体。在以精英主义为基础的移民方案中,采用第 1 前沿解作为种群领先解,随机产生移民,以取代当前种群中最差的个体。

混合移民策略的局部搜索机制具有以下优势:对于基于密度的移民策略,当非支配解分布不均匀时,该策略有效提高了稀疏解周围空间的探索能力,从而使得解分布均匀;当非支配解分布均匀时,解集两端的解稀疏度最小,算法开始向边缘以外探索,从而增加解的广泛性。对于基于精英主义的移民策略,第 1 前沿解是种群中质量最高的解,对其进行二次探索,可以扩充解的均匀性和提升算法的寻优能力,加快算法的收敛速度。这两种方案不仅可以保持种群的多样性,还可以更有效地使算法适应不断变化的环境。

将稀疏解和第 1 前沿解定义为精英解,采用多点随机变异对精英解进行局部搜索,设当前的精英解为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$,其中 n 为决策变量维数。为了防止移民策略过多地干扰正在进行的搜索进度,两种移民策略所产生的局部解的数量分别为种群个数的 20%^[15],变异公式为

$$X_k = (x'_1, \dots, x'_i, \dots, x'_n), \quad (13)$$

$$k = 1, 2, \dots, \lfloor 0.2N \rfloor, \quad (14)$$

$$x'_i = \gamma x_i, i = 1, 2, \dots, n, 0 < \gamma < 1.2. \quad (15)$$

3.4 精英保留策略

传统非支配排序遗传算法通过比较种群的拥挤度距离,选取前 N 个拥挤度较大的解作为精英进行保留,这种保留策略降低了解的均匀性。本文采用循环计算拥挤度的方式进行排除保留,优先选取前

Z 层非支配解,对超出种群数量的最近一层非支配解集,采用循环删除拥挤度最小的解的方案,直至达到需要保留的精英种群数量,以进一步改善其种群的分布特性。精英保留策略如图 2 所示。

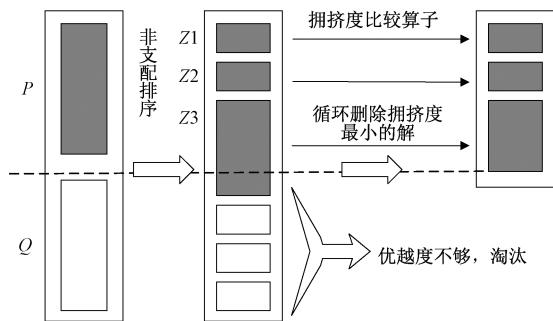


图 2 精英保留策略

Figure 2 Elite retention strategy

拥挤度计算公式为

$$d_i = \sum_{j=1}^m |f_j^{i+1} - f_j^{i-1}|, \quad (16)$$

其中: f_j^{i+1} 和 f_j^{i-1} 分别表示第 $i+1$ 个非支配解和第 $i-1$ 个非支配解的第 j 个目标函数值。

3.5 算法流程

初始化种群数量为 N , 决策变量维数为 n , 目标维数为 m , 决策变量的取值上、下界分别为 $u = (u_1, u_2, \dots, u_n)$, $l = (l_1, l_2, \dots, l_n)$, 交叉概率为 P_c , 变异概率为 P_m , 算法具体步骤如下。

Step 1: 根据任务集合设计决策变量维数, 一个染色体代表一个解方案, 染色体的产生必须满足相应的约束条件, 否则舍弃。初始化种群, 在取值范围内随机生成个体总数为 N 的初始种群 P_I 。

Step 2: 计算所有解的适应度值, 对初始种群 P_I 进行快速非支配排序, 分层之后计算个体的拥挤度, 记录当前种群的非支配解 P_T , 提取第 1 前沿解。

Step 3: 通过锦标赛选择法选择个体, 根据指定的交叉概率和变异概率进行交叉和变异操作, 产生子代种群 P_M 。

Step 4: 在目标函数空间内, 按照式 (11) 和 (12) 计算 P_T 中所有解的稀疏度, 将稀疏度最小的解记为稀疏解。

Step 5: 按照式 (13) ~ (15) 对稀疏解和种群领先解进行局部搜索, 采用多点随机变异各产生 $0.2N$ 个局部解, 所有局部解组成种群 P_N 参与下一代的竞争。

Step 6: 合并 P_I 、 P_N 、 P_M , 对所有解进行非支配排序和拥挤度计算, 分层后进行精英保留, 从中选取最优的 N 个解形成下一代种群, 并将其赋值为 P_{I+1} 。其选取规则为: 优先选取层级优先级高的解, 若该层

级的个体无法全部放入, 循环删除该层级拥挤度最小的个体, 直至符合种群数目要求。

Step 7: 重复 Step 2~6, 直至达到最大迭代次数 I_{\max} , 转至 Step 8。

Step 8: 求得此模型的 Pareto 解集 P_K 。

4 模型测试与分析

4.1 算例模型数据集

选取某采油厂数据作为数据集来源, 分别采用本文算法、标准 NSGA2 算法和 NSGA2-DLS 算法^[14] 求解出多目标模型的结果, 进行算例分析。回收作业区表和任务表如表 1、表 2 所示(由于数据量较多, 仅列出部分数据)。

表 1 回收作业区表

Table 1 Recycling operation area table

作业区编号	接收类型	总容量/ t	最大处理能力/ ($t \cdot d^{-1}$)
1#	污水	2 000	218
2#	污水	3 000	326
3#	污水	5 000	377
4#	污水	10 000	382
5#	污泥	700	125
6#	污泥	2 000	343
7#	污泥	3 000	476
8#	污油	2 000	116
9#	污油	2 500	166
10#	污油	5 000	473

表 2 任务表

Table 2 Task table

产生地编号	任务编号	含油污水类型	任务量/t
J1	T1	污泥	4.86
J2	T2	污油	2.57
J3	T3	污水	3.88
J4	T4	污水	2.46
J5	T5	污泥	1.72
J6	T6	污泥	2.58
J7	T7	污水	1.94
J8	T8	污油	2.17
J9	T9	污水	5.97
J10	T10	污油	3.29

4.2 实验结果分析

使用 Python 语言编程, 实验环境为: PyCharm 2021.2.2, Windows10, 2.30 GHz CPU, 8 GB RAM。设定算法的种群数量 $N = 40$, 交叉概率 $P_c = 0.8$, 变异概率 $P_m = 0.1$, 最大迭代次数 $I_{\max} = 1\ 200$, 稀疏度

搜索半径 $r=0.2$, $M_c=200$, $M=1.0$, $M_h=15$ 。分别对标准 NSGA2 算法、NSGA2-DLS 算法以及本文算法进行了对比实验。

图3为不同算法在相同参数设定下对油田含油污水算例所得出的 Pareto 最优解集。可以看出,与其他优化算法相比,本文算法解的质量更好,具有更佳的收敛性,并且解的分布更加均匀。在相同条件下,本文算法对处理总成本以及负载均衡度所求解集更低,在得到的非劣解中仅有一个解略劣于 NSGA2-DLS 算法。

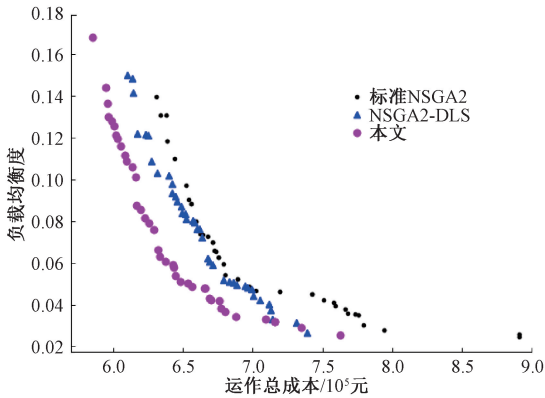


图3 Pareto 解集

Figure 3 Pareto solution set

模型的总成本种群适应度值变化如图4所示。可以看出,在对总成本的寻优能力上,本文算法优于 NSGA2-DLS 算法和标准 NSGA2 算法;在求解速度上,算法迭代 100 次左右时,本文算法和 NSGA2-DLS 算法远超标准 NSGA2 算法,而算法迭代 700 次左右时,本文算法基本收敛。与其他算法相比,本文算法所得总成本的值更低,收敛速度更快。

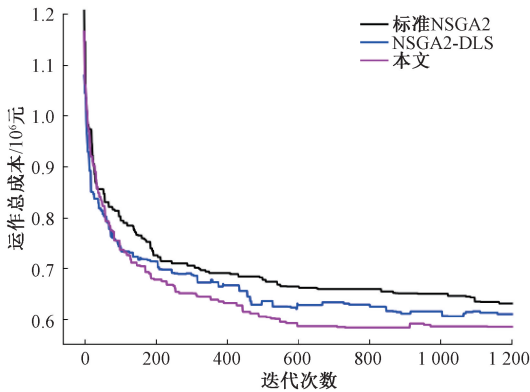


图4 总成本种群适应度值变化

Figure 4 Changes in the fitness value of the total cost population

模型的负载均衡度种群适应度值变化如图5所示。可以看出,由于负载均衡度值过小,不同算法所求的最优解相近;从算法的求解趋势来说,本文算法

较为平稳,求解能力略优。由于受到另一个目标的制约,在求解负载均衡度时,即使 NSGA2-DLS 算法在 500 代左右时求解到的值略优于本文算法,但之后产生振荡现象,算法求解能力变弱。综合来看,本文算法的求解能力要强于标准 NSGA2 算法和 NSGA2-DLS 算法,更适合处理双目标、高维决策变量的含油污水资源分配问题。

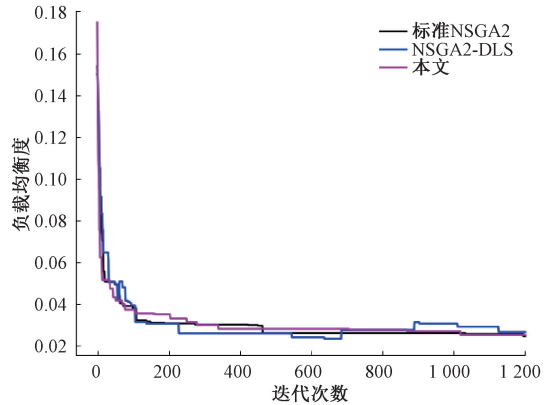


图5 负载均衡度种群适应度值变化

Figure 5 Changes in the fitness value of the load balance degree population

5 结语

本文以油田含油污水回收为背景,提出一种基于局部搜索 NSGA2 算法的含油污水回收多目标资源分配模型。引入处理总成本和回收作业区负载均衡度作为双目标评价指标,构建了油田环境下含油污水回收多目标资源分配模型。为提高算法的求解能力,增加了基于密度和精英主义的混合移民局部搜索机制,并对超出种群数量的最近一层非支配解集采用循环删除的精英保留策略。研究表明,本文算法的收敛速度、解的质量和解的分布特性均优于标准 NSGA2 算法和 NSGA2-DLS 算法,验证了模型的有效性及其适用性。

参考文献:

[1] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm; NSGA-II [J]. IEEE transactions on evolutionary computation, 2002, 6(2): 182-197.

[2] JAIN K, GUPTA S, KUMAR D. Multi-objective power distribution optimization using NSGA-II [J]. International journal for computational methods in engineering science and mechanics, 2021, 22(3): 235-243.

[3] ZHANG X Y, ZHENG X T, CHENG R, et al. A com-

- petitive mechanism based multi-objective particle swarm optimizer with fast convergence [J]. *Information sciences*, 2018, 427: 63-76.
- [4] CHEN H K, TIAN Y, PEDRYCZ W, et al. Hyperplane assisted evolutionary algorithm for many-objective optimization problems [J]. *IEEE transactions on cybernetics*, 2020, 50(7): 3367-3380.
- [5] 马兵, 王瑞峰. 计及需求响应的主动配电系统优化调度研究[J]. *郑州大学学报(理学版)*, 2016, 48(4): 95-101.
MA B, WANG R F. Study on the optimization scheduling of the ADS considering the demand response[J]. *Journal of Zhengzhou university (natural science edition)*, 2016, 48(4): 95-101.
- [6] 王利娟, 韩雪芳, 徐东洋. 城市地下垃圾中转站选址-分配问题研究[J]. *重庆师范大学学报(自然科学版)*, 2020, 37(2): 12-21.
WANG L J, HAN X F, XU D Y. The research on the location assignment problem of urban underground garbage transfer station[J]. *Journal of Chongqing normal university (natural science)*, 2020, 37(2): 12-21.
- [7] 杨帆, 田文, 宋津津. 航路资源协同分配的多目标优化方法研究[J]. *计算机仿真*, 2021, 38(11): 47-52.
YANG F, TIAN W, SONG J J. A multi-objective optimization method of collaborative allocation of route resources [J]. *Computer simulation*, 2021, 38(11): 47-52.
- [8] MOKHTARIMOUSAVI S, TALEBI D, ASGARI H. A non-dominated sorting genetic algorithm approach for optimization of multi-objective airport gate assignment problem [J]. *Transportation research record: journal of the transportation research board*, 2018, 2672(23): 59-70.
- [9] 李好, 徐志玲, 徐勇, 等. 基于局部搜索 NSGA-II 算法的机械产品分组选择装配方法[J]. *中国机械工程*, 2022, 33(9): 1127-1133.
LI H, XU Z L, XU Y, et al. Grouping selective assembly method for mechanical products based on local search strategy for NSGA-II [J]. *China mechanical engineering*, 2022, 33(9): 1127-1133.
- [10] 刘忠波, 王淇娴, 郑红星. 海空协同的远海岛礁战储物资供给优化模型与算法[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2022, 22(2): 268-279.
LIU Z B, WANG Q X, ZHENG H X. Optimization model and algorithm for supply of war storage materials on distant islands and reefs based on sea air cooperation [J]. *Journal of transportation systems engineering and information technology*, 2022, 22(2): 268-279.
- [11] 李霏, 杨翠丽, 李文静, 等. 基于均匀分布 NSGA II 算法的污水处理多目标优化控制[J]. *化工学报*, 2019, 70(5): 1868-1878.
LI F, YANG C L, LI W J, et al. Optimal control of wastewater treatment process using NSGA II algorithm based on multi-objective uniform distribution [J]. *CIESC journal*, 2019, 70(5): 1868-1878.
- [12] 蔡卓森, 戴凌全, 刘海波, 等. 基于支配强度的 NSGA-II 改进算法在水库多目标优化调度中的应用[J]. *武汉大学学报(工学版)*, 2021, 54(11): 999-1007.
CAI Z S, DAI L Q, LIU H B, et al. Application of improved NSGA-II algorithm based on dominance strength in multi-objective operation of cascade reservoirs [J]. *Engineering journal of Wuhan university*, 2021, 54(11): 999-1007.
- [13] YANG S X. Genetic algorithms with memory- and elitism-based immigrants in dynamic environments [J]. *Evolutionary computation*, 2008, 16(3): 385-416.
- [14] 栗三一, 李文静, 乔俊飞. 一种基于密度的局部搜索 NSGA2 算法[J]. *控制与决策*, 2018, 33(1): 60-66.
LI S Y, LI W J, QIAO J F. A local search strategy based on density for NSGA2 algorithm [J]. *Control and decision*, 2018, 33(1): 60-66.
- [15] PALAR P S, TSUCHIYA T, PARKS G T. A comparative study of local search within a surrogate-assisted multi-objective memetic algorithm framework for expensive problems [J]. *Applied soft computing*, 2016, 43: 1-19.
- [16] KIM H, LIOU M S. Adaptive directional local search strategy for hybrid evolutionary multiobjective optimization [J]. *Applied soft computing*, 2014, 19: 290-311.
- [17] MESSAC A, ISMAIL-YAHAYA A, MATTSON C A. The normalized normal constraint method for generating the Pareto frontier [J]. *Structural and multidisciplinary optimization*, 2003, 25(2): 86-98.
- [18] LARA A, SANCHEZ G, COELLO C A C, et al. HCS: a new local search strategy for memetic multiobjective evolutionary algorithms [J]. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 2010, 14(1): 112-132.